

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2024.074



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



# 基于多目视觉摄像与图像识别技术的 TBM 施工 隧道围岩结构面识别方法

宋浩天<sup>1</sup>, 李宁博<sup>2</sup>, 纪宏奎<sup>1</sup>, 肖禹航<sup>1</sup>, 王银坤<sup>1</sup>, 刘彬<sup>1</sup>

(1. 中国建设基础设施有限公司, 北京 100089; 2. 水利部水利水电规划设计总院, 北京 100120)

**摘要:**围岩结构面是影响全断面岩石隧道掘进机(TBM)的掘进效率与安全性的关键地质因素之一, 探索快速、准确、环境适应性强的 TBM 隧道围岩结构面识别方法具有重要意义。提出一种基于多目视觉摄像与图像识别技术的围岩结构面识别方法。采用双目相机, 通过固定机位拍摄大面积裸露围岩的彩色与深度图像, 根据双目相机位置与拍摄角度等参数, 修正深度图像, 以克服图像畸变问题; 采用精细边界刻画(CED)方法对围岩结构面精细识别。该方法在传统卷积神经网络基础上增设了图像数据的正向传播与反向细化双路径, 在反向细化路径中不断强化对图像局部边界的捕捉, 捕捉图像中结构面与常规围岩像素的差异, 进而刻画围岩结构面边界。依托青岛地铁 6 号线 TBM 施工隧道, 采集 427 组现场围岩的彩色与深度图像, 通过对比模型识别以及结构面的实际形态, 进一步验证方法的准确性。

**关键词:**全断面岩石隧道掘进机; 多目视觉摄像; 图像识别; 岩体结构面

中图分类号:U455.43 文献标志码:A 文章编号:2096-6717(2025)05-0077-09

## A method for identifying the structural planes of surrounding rock in TBM construction tunnels based on multi camera vision and image recognition technology

SONG Haotian<sup>1</sup>, LI Ningbo<sup>2</sup>, JI Hongkui<sup>1</sup>, XIAO Yuhang<sup>1</sup>, WANG Yinkun<sup>1</sup>, LIU Bin<sup>1</sup>

(1. China Construction Infrastructure Co., Ltd., Beijing 100089, P. R. China; 2. Water Resources and Hydropower Planning and Design Institute of the Ministry of Water Resources, Beijing 100120, P. R. China)

**Abstract:** The structural plane of surrounding rock is one of the key geological factors affecting the efficiency and safety of TBM excavation. Developing a rapid, precise, and adaptable method for identifying the structural plane of surrounding rock in TBM tunnels is of great significance. This article proposes a method for identifying rock structure planes based on multi camera vision and image recognition technology. Specifically, based on the equipment using binocular cameras, color and depth images of large exposed surrounding rocks are captured at fixed positions. The depth images are corrected to overcome image distortion issues based on positional parameters such as the position and shooting angle of the binocular camera. Furthermore, the Fine Boundary Description (CED) method was adopted to achieve precise identification of the structural planes of the

收稿日期:2024-05-12

基金项目:山东省自然科学基金(ZR2021QD121)

作者简介:宋浩天(1997-),男,主要从事地铁隧道施工技术研究,E-mail:m18315965289@163.com。

Received: 2024-05-12

Foundation item: Shandong Provincial Natural Science Foundation (No. ZR2021QD121)

Author brief: SONG Haotian (1997-), main research interest: subway tunnel construction technology, E-mail: m18315965289@163.com.

surrounding rock. This approach is founded on traditional convolutional neural networks and adds a dual path of forward propagation and backward refinement of image data. In the backward refinement path, it continuously strengthens the capture of local boundaries in the image, captures the differences between structural planes and conventional surrounding rock pixels in the image, and then characterizes the boundaries of surrounding rock structural planes. Based on the TBM construction tunnel of Qingdao Metro Line 6, 427 sets of color and depth images of the surrounding rock were collected on site. By comparing the model recognition with the actual morphology of cracks, this method was further validated.

**Keywords:** Tunnel Boring Machine (TBM); multi camera vision; image recognition; rock structural planes

全面、准确感知围岩条件,是针对性选取掘进参数与施工方案、保障全断面岩石隧道掘进机(TBM)安全、高效掘进的关键。研究表明,围岩完整性是影响TBM掘进过程的关键因素之一。因此,快速、准确感知围岩完整性的指标是近年来TBM施工领域的热点之一。除地质素描等人工记录方法外,现阶段已有基于面波探测与光谱分析等技术的岩体完整性评价方法。Goh等<sup>[1]</sup>使用面波光谱分析(SASW)方法,将岩体工程地质参数及岩体开挖分类进行关联,根据岩石的剪切波速和超声波速计算得到岩石质量指定(RQD)值。基于地理信息与高精度点云模型,Xu等<sup>[2]</sup>提出了一种新的快速模糊聚类方法,实现了岩体结构面地质参数低成本、准确获取,为研究裂隙岩体性质提供了一种实用的方法。基于岩石矿物光谱测试技术,林鹏等<sup>[3]</sup>提出了一种隧道内蚀变带原位快速判识方法,在隧道内进行原位光谱数据采集,并利用所提取的蚀变矿物信息判识蚀变带类型及蚀变程度。

针对围岩结构面、完整性指标等获取目标,除上述直接获取方法外,以TBM掘进参数为数据基础,采用机器学习算法挖掘完整性与掘进参数的相关关系,进而间接预测围岩完整性,则是另一类获取围岩完整性的思路。张娜等<sup>[4]</sup>采用分步回归和聚类分析的方法建立岩-机关系模型,在石灰岩和花岗岩地层下,利用监测TBM掘进参数实时感知岩石强度、体积节理数和围岩等级等。朱梦琦等<sup>[5]</sup>基于集成CART算法的随机森林和AdaCost,解决了传统机器学习算法不适用于岩体级别的数据不均衡问题,实现了围岩等级的有效预测。基于TBM刀盘速度、扭矩、推力和掘进速度四类机器参数,Zhang等<sup>[6]</sup>采用层次平衡迭代缩减聚类(BIRCH)混合KNN、随机森林和支持向量分类算法,有效地探测、表征和预测了岩体类型。

已有成果在评价围岩宏观完整性与捕捉较大尺度结构面方面具有良好的实用效果。鉴于复杂的TBM隧道施工条件,研究适用于TBM环境的岩体结构面识别方法,存在三方面难点:一是TBM环

境狭窄,机械结构较为复杂,识别岩体结构面的设备应当具备体积小、无接触等结构特点;二是TBM掘进速度快,工序安排较为紧密,对结构面识别的速度要求较高;三是TBM对岩体结构较为敏感,除较大尺度的破碎带外,更小尺度(米级及以下)的围岩结构面对TBM掘进过程同样具有显著影响,需要进一步提升围岩结构面识别的精度与分辨率。

随着计算机视觉技术的发展,多目摄像、图像分割与识别等计算机视觉技术被广泛运用于TBM施工领域,大幅提升了传统技术的识别精度。Rispoli等<sup>[7]</sup>应用Split Desktop图像分割软件对TBM渣片进行识别。李青蔚等<sup>[8]</sup>提出基于改进标记分水岭的渣片图像分割算法,对TBM渣片图像进行特征提取与分类识别,与岩体完整程度的对应准确率较高。Gong等<sup>[9]</sup>开发了一套用于TBM辅助智能掘进的渣片实时分析系统,采用机器视觉技术连续拍摄高速传送带内的渣片图像,然后利用深度学习算法对渣片进行图像分割和特征提取。已有研究表明,利用计算机视觉技术可以在不接触物体的情况下获得速度快、分辨率高的识别结果。就TBM隧道的围岩结构面识别而言,相比现有技术,计算机视觉具有无接触、速度快、分辨率高等独到优势。

本文介绍了一种适用于TBM隧道环境的岩体结构面识别方法,采用双目相机同步捕捉隧道裸露围岩区域的彩色及深度图像,进一步采用边界检测神经网络,对捕获的图像像素进行对比分类识别,将像素点划分为普通围岩与围岩结构面两类,据此可快速识别结构面的形态、尺度特征。依托青岛地铁6号线一期工程,对所提出的结构面识别方法进行验证,证明了该方法具有无接触、识别速度快、识别精度高等优势。

## 1 适用于TBM隧道的多目视觉摄像

### 1.1 多目视觉摄像设备及技术原理

传统的岩体裂隙图像识别主要包括栅格图像处理和图像矢量化等方法<sup>[10]</sup>。栅格图像处理通过将彩色图像灰度化或者二值化等方法,区分结构面和

岩体。然而这种图像处理方式有较多缺陷,一方面,图像处理后的结果依然需要人眼识别,缺乏量化方法和指标;另一方面,当图像背景较为复杂、岩体颜色较深、照明受限时,处理效果较差,无法满足实际工程需求。图像矢量化方法在岩体结构复杂、边界模糊时效果同样较差。大多数传统图像识别方法并不能满足隧道工程中照明受限、岩体复杂、背景干扰大等复杂条件下的结构面识别需求。因此,需要开发新的图像识别方法,对隧道环境下岩壁结构面进行准确识别。

双目相机是最常用的多目视觉摄像设备之一,采用立体视觉计算深度。双目相机由左成像器、右成像器以及可选的红外信号发射器组成。左成像器和右成像器可捕获场景并将原始图像数据发送到视觉处理器,视觉处理器通过将左侧图像上的点与右侧图像相关联,并借助左侧图像上的与右侧图像之间的移位来计算图像中每个像素的深度值。红外信号发射器可发送不可见的静态红外图案,提高低质感场景中的深度精度。双目视觉相机测深的基本原理如图1所示。

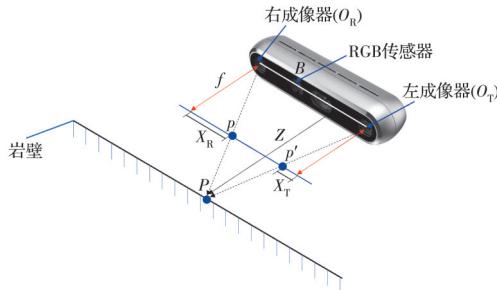


图1 双目视觉相机测深基本原理

Fig. 1 Schematic diagram of binocular vision camera depth measurement

$$D = B - (X_R + X_T) \quad (1)$$

根据相似三角形原理

$$\frac{B - (X_R + X_T)}{B} = \frac{Z - f}{Z} \quad (2)$$

可得

$$Z = \frac{f \times B}{X_R + X_T} \quad (3)$$

通过不同点深度,即可计算图像中两点距离,通过此方法可计算得出隧道径向距离。

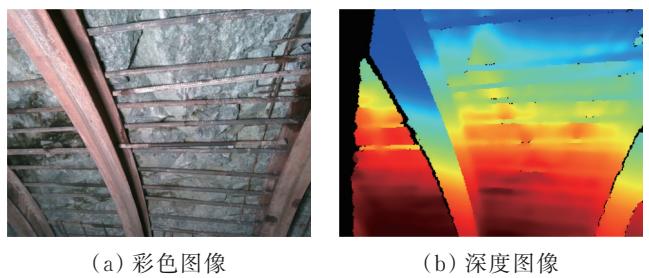
## 1.2 观测模式与图像深度修正

结构面与常规围岩的差异是计算机视觉技术识别结构面的主要依据。然而,由于环境中光照条件差,机械设备干扰严重,在图像中TBM本身的机械结构对结构面的识别产生严重干扰,造成严重的误报、漏报等现象。为降低机械结构本身对结构面识别的干扰,在图像捕捉过程中,应当尽量规避管

线、钢拱架等结构,面向大面积裸露围岩进行拍摄。就敞开式TBM结构而言,撑靴后方、喷浆桥下方区域有大面积的裸露围岩,这部分围岩从开挖之后到喷浆、架设支护之前,存在一定的时间窗口。此时该处围岩处于裸露状态,可用于捕获围岩的多目图像。另外,多目相机与岩壁的相对位置直接影响摄像与识别结果。因此,多目摄像宜采用固定机位,并记录多目相机的位置与拍摄角度。

通过对多目摄像所得的彩色图像与红外深度图像进行综合分析,实现围岩结构面识别。对于识别摄像范围内结构面像素点而言,图像的深度信息是算法的重要判据。各像素点的深度,除了与岩壁本身的起伏有关外,还受到观测点位置的影响。

TBM施工隧道边墙属于曲面,拍摄为平面彩色图像或红外深度图像会产生畸变,即图像不同位置的像素与距离镜头的距离有较大差异。这种差异掩盖了围岩本身的起伏。因此,直接拍摄所得的图像中,结构面信息通常被掩盖。图2为直接拍摄隧道拱顶区域岩壁所得的彩色与深度图像。图2(b)中,蓝色表示距离较近的区域,红色表示距离较远的区域。图中上方区域(近)与下方区域(远)的深度差异较大,上方区域中,钢筋排后方的围岩仍然呈蓝色,而下方区域中,钢拱架等凸起区域仍然呈红色,这就导致在深度图像中钢拱架、钢筋排与围岩的深度差异被掩盖,岩体结构面更加无法捕捉。因此,需要依据拍摄区域各点位到镜头的距离,对红外深度图像进行深度修正。



(a) 彩色图像 (b) 深度图像

Fig. 2 Color and depth images without depth correction

拍摄所得彩色与深度图像的长与宽分别为 $2a'$ 与 $2b'$ ,其中图像的长度方向沿隧道轴向,宽度方向为隧道环向。双目相机在隧道轴向与环向的摄像范围角分别为 $2\alpha'_H$ 与 $2\alpha'_V$ 。此外,隧道半径为 $R$ ,镜头与隧道中心的距离为 $r_c$ ,二者连线与水平方向的夹角为 $\gamma$ 。观测模式与部分初始信息如图3所示。需要说明的是,为方便处理图像畸变问题,上述位置参数,如距离 $r_c$ ,水平夹角 $\gamma$ 等须为定值,也即摄像采用固定机位模式。为避免影响正常施工,相机

的位置可选在撑靴后方、喷浆桥下方,物料运输轨道两侧。

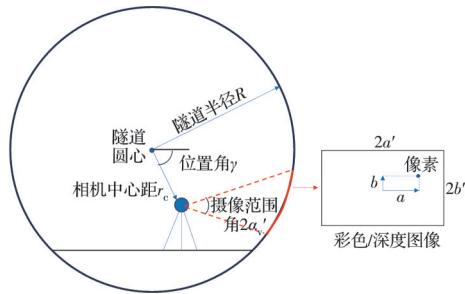


图3 固定机位位置参数示意图

Fig. 3 Schematic diagram of fixed machine position parameters

以隧道圆心为原点,建立空间直角坐标系。其中,  $x$  与  $y$  方向分别为水平与竖直方向,  $z$  方向为隧道掘进方向。镜头的坐标记为  $(x', y', 0)$ , 按式(4)计算。

$$\begin{cases} x' = r_c \cdot \cos \gamma \\ y' = r_c \cdot \sin \gamma \end{cases} \quad (4)$$

$$d = \frac{\sqrt{R^2 - (y' \cdot \cos \alpha_v)^2 - (x' \cdot \sin \alpha_v)^2 - x' y' \cdot \sin(2\alpha_v) - y' \cdot \sin \alpha_v - x' \cdot \cos \alpha_v}}{\cos \alpha_h} \quad (8)$$

式(8)的函数为  $d(a, b)$ , 拍摄图像中心点的深度  $d(0, 0)$  记为标准深度值。拍摄完成后, 可依据式(8)对拍摄的图像进行深度修正。以图像坐标为  $(a', b')$  的某点为例, 其拍摄所得的实际深度计为  $d'$ , 则其深度  $d$  可依据式(9)进行修正。

$$d = d' \cdot \frac{d_0}{d(a', b')} \quad (9)$$

## 2 基于边界检测神经网络的结构面识别算法

### 2.1 基于卷积神经网络的结构面图像识别研究

在基于机器学习的裂纹检测算法研究方面, 主要有两种方法。第1种是对图像进行特征提取并通过机器学习方法的分类器来进行结构面识别<sup>[11]</sup>。这种方法通过自适应滤波器、变形和形态学操作等方法提取特征, 然后将这些特征传输到机器学习分类器内, 对裂纹图像和非裂纹图像进行分类。这种图像提取方法已经广泛应用于路面裂缝检测<sup>[12]</sup>和管道裂隙<sup>[13]</sup>识别等领域。第2种方法是以卷积神经网络为代表的深度学习方法, 其特征提取在黑盒算法中进行。在深度学习算法中, 原始图像作为输入数据, 无需人工设定特征, 通过算法自动寻找数据之间的映射关系和规律来完成目标任务。由于用于分类裂纹的特征由模型自动生成, 避免了在特征提

拍摄所得图像中任意一点(像素)到图像中心的水平与竖直距离分别计为  $a$  与  $b$ , 则该点到镜头的轴向与环向夹角( $\alpha_h$  与  $\alpha_v$ )为

$$\begin{cases} \alpha_h = \frac{a}{a'} \cdot \alpha'_h \\ \alpha_v = \frac{b}{b'} \cdot \alpha'_v \end{cases} \quad (5)$$

该像素点的空间位置坐标记为  $(x, y, z)$ , 其与镜头间的距离, 即深度记为  $d$ , 则  $x, y, z$  与  $d$  之间近似满足式(6)。

$$\begin{cases} z = d \cdot \sin \alpha_h \\ y - y' = \sqrt{d^2 - z^2} \cdot \sin \alpha_v \\ x - x' = \sqrt{d^2 - z^2} \cdot \cos \alpha_v \end{cases} \quad (6)$$

此外, 该点位于隧道边墙, 其与隧道中心的距离满足式(7)。

$$x^2 + y^2 = R^2 \quad (7)$$

联立式(6)、式(7), 可解得拍摄区域内任一像素点的深度  $d$  与其在图像中的位置  $(a, b)$  间的位置关系, 如式(8)所示。

$$d = \frac{\sqrt{R^2 - (y' \cdot \cos \alpha_v)^2 - (x' \cdot \sin \alpha_v)^2 - x' y' \cdot \sin(2\alpha_v) - y' \cdot \sin \alpha_v - x' \cdot \cos \alpha_v}}{\cos \alpha_h} \quad (8)$$

取上的人为偏差或错误, 只存在系统性误差。基于深度学习的结构面识别属于数据驱动的方法, 而不是知识驱动的方法。Zhang 等<sup>[13]</sup>的研究可以作为关于卷积神经网络在道路裂隙检测中应用的示例, 该方法使用具有 6 个卷积层的卷积神经网络对道路进行二元裂缝检测, 获得了 0.896 5 的 F1 分数。Eisenbach 等<sup>[14]</sup>的模型使用了 11 个卷积层, 最终在自己提供的数据集上获得 0.724 6 的 F1 分数。同样, Wang 等<sup>[15]</sup>建立了具有 5 个卷积层的卷积神经网络对沥青路面裂缝进行识别, 但有别于上述研究, 该研究利用三维数据作为输入, 除了图片的色彩信息外, 还包括分辨率为 1 mm 的深度信息, 并获得了 0.942 9 的准确度。Pauly 等<sup>[16]</sup>进行了路面裂缝检测研究, 并通过比较不同层数网络的性能来研究卷积神经网络中网络深度与网络性能之间的关系。此外, 该研究还提供了两个不同的子训练集, 最终在第 1 个训练子集上用包含 7 个卷积层的网络获得了 0.913 的准确度。

大量研究取得了较好的结果, 但还不能满足隧道内岩体结构面识别的需求, 其主要原因包括:

1) 图片背景不同。现有的结构面识别方法主要针对的是水泥路面、墙面等较为平整表面的结构面识别, 而隧道岩壁的结构面识别更复杂。如图 4 所示, 一方面, 与路面和墙面的裂隙识别相比, 隧道

洞壁通常为曲面,岩壁经常存在凹凸不平的情况,且存在钢筋等干扰物,增大了结构面识别的难度。



(a) 传统裂隙图像识别任务



(b) TBM施工隧道结构面图像识别任务

图4 表面结构面图像识别

Fig. 4 Surface crack image recognition

2)识别对象不同。虽然都是裂隙/结构面识别,但路面和墙面的裂隙与隧道洞壁的结构面有较大差别。同一条隧洞内,不同结构面在外形上有较大区别,部分结构面较窄,难以察觉,部分围岩结构面边界模糊且形状复杂;围岩结构面通常伴随着渗水现象,渗水处颜色较深,掩盖了结构面本身走向;经常出现结构面颜色与围岩颜色接近的情况,同时TBM的边刀划痕与某些结构面外观较为相似,容易产生识别错误。

3)识别任务不同。常见的裂隙/结构面识别方法通常将一张照片拆分为大量的小块,并对每张小图进行存在裂隙/结构面或者不存在裂隙/结构面两种结果的二分类计算。然而,隧道岩壁的结构面尺度较大,均匀拆分图片后无法在图片中包含整个结构面,不同图片之间无法确定结构面是否属于同一条,而为了计算围岩完整性,需要区分不同结构面。

## 2.2 改进的边界检测神经网络

为了便于观察整条结构面的走势和形状,并区分不同的结构面,采用逐像素的二分类方法,即图像分割。同时,岩体结构面在岩壁整体中占的面积较小,存在正负样本差别较大的问题,与图像识别中的边界检测问题类似,因此,采用Wang等<sup>[17]</sup>提出的精细边界识别方法(CED)进行岩壁结构面识别。该研究针对边界识别提出了一种创新的深度学习

构架,结合了细化策略和亚像素卷积的特点,并在BSD500和PASCAL-Context数据集上取得了领先的结果。研究表明,CED模型可以改善包括光流估计、目标建议生成和语义分割等中级和高级视觉任务的性能。

采用的模型主要结构如图5所示。模型主要由两个主要部分组成,前向传播路径和反向细化路径。前向传播部分产生包含丰富语义信息的高纬度、低分辨率特征图。反向细化路径将特征图和前向传播路径上的中间特征融合在一起,其细化操作通过细化模块多次进行。每次细化将会通过亚像素卷积增加特征图的分辨率至原来的两倍,并最终还原至输入图片的分辨率<sup>[18-19]</sup>。

为了更好地融合多尺寸、多分辨率下的特征,模型中引入了细化模块,其细节结构如图5所示。细化模块在模型中多次重复出现,以逐渐增加特征图的分辨率。细化模块的核心思想是在路径上通过中间特征不断聚集关键信息。每个细化模块将通过反向路径处理从顶端撤换下来的特征图和当前层对应的前向路径上的特征图,通过上采样将特征图尺寸增加一倍,再通过方向传播路径向下输出。其中,融合过程将通过卷积将两个输入特征降维,并拼接起来。具体过程为:将前向传播路径的特征维度记作 $kh$ ,在经过卷积操作后,特征图的维度变为 $k'h$ ,其值小于 $kh$ 。对反向传播路径的特征图也采取同样的操作,操作前后维数分别为 $ku$ 和 $k'u$ 。然后将上述经过卷积降维操作后的特征图拼接成维数数量为 $k'h+k'u$ 的特征图,并通过卷积核大小为 $3\times 3$ 的卷积将其维度降至 $k'd$ 。这种方式显著减少了传统方法的计算量。

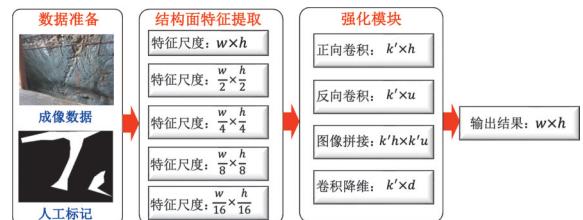


图5 改进的CED边界检测神经网络信息流程

Fig.5 Improved CED boundary detection neural network information flow

## 3 工程验证

### 3.1 工程概况

青岛地铁6号线是一条呈反“C”形的线路,为大运量等级的骨干线,项目全部位于西海岸新区内部,西起交通商务区铁山街道的铁山站,东至国际经济合作区王台镇。其一期工程土建施工位于青

岛黄岛区,起点为辛屯路站,终点为生态园站,线路全长 30.495 km,其中地下段 30.43 km,过渡段 0.065 km。共 21 站 22 区间,其中暗挖车站 6 座、明挖车站 14 座、明暗挖结合车站 1 座,分为 8 个标段。6 号线全线包含 7 条主要断裂带,基本统计信息如表 1 所示。

表 1 青岛地铁 6 号线区域断裂带信息统计

Table 1 Main structural plane in the investigation area

| 名称    | 长度/km | 走向      | 倾向 | 倾角      |
|-------|-------|---------|----|---------|
| 胶县断裂  | 12    | 280°    | 南  | 56°~85° |
| 百尺河断裂 | 30    | 80°     | 南  | 65°~88° |
| 郝官庄断裂 | 80    | 北东 65°  | 北西 | 65°     |
| 郭城断裂  | 130   | 40°~45° | 南东 | 70°~80° |
| 朱吴断裂  | 170   | 40°~45° | 南东 | 70°~85° |
| 劈石口断裂 | 28    | 40°~45° | 北西 | 约 80°   |
| 王哥庄断裂 | 30    | 40°~45° | 北西 | 约 0°    |

在青岛地铁 6 号线某区间内采集 427 组岩壁的彩色与深度图像。该区间采用直径 6.0 m 的 TBM 开挖,共配备 42 把滚刀。隧道单掘进循环长 1.8 m。图 6 为依托工程的局部地质剖面图。

### 3.2 现场图像采集与数据标定

针对青岛地铁 6 号线施工隧道进行图像采集,其中,双目相机的位置固定,部分观测参数见表 2。

在工程现场共采集 427 张照片,其中 360 张作为训练数据,67 张作为测试数据,部分图片见图 7。在构建围岩结构面识别模型前,需要对拍摄的训练

表 2 图像采集参数

Table 2 Parameters of the image collection

| 隧道半径 $R$ / m       | 相机位置角 $\gamma$     | 相机中心距 $r_c$ / m    |
|--------------------|--------------------|--------------------|
| 6.0                | 13°36'             | 0.89               |
| 水平拍摄范围角            | 竖直拍摄范围角            | 图像大小               |
| $2\alpha'_H$ / (°) | $2\alpha'_V$ / (°) | $(2a' \times 2b')$ |
| 67                 | 54                 | 640 × 480          |

图像进行标定,即依据人为经验,标记出图像中属于结构面的像素,以此作为先验信息,帮助改进的 CED 边界检测神经网络模型识别。部分人工标记图像如图 8 所示。

### 3.3 TBM 施工隧道围岩结构面识别结果

用该方法对青岛地铁 6 号线一期工程进行隧道周围岩体的图像提取和结构面识别。CED 模型的设置参数为:所有隐藏层的参数以均值为 0、方差为 0.01 的高斯随机分布生成,并通过随机梯度下降方法训练网络,训练过程的超参数为初始学习率设置为  $1 \times 10^{-5}$ ,权重衰减率设置为  $2 \times 10^{-4}$ ,动量设置为 0.99。由于围岩结构面图像有限,在训练过程中,对数据集进行包括随机旋转、翻转、裁剪、高斯模糊等常规图像数据增广。

完成模型训练后,将测试图片输入模型,部分计算结果展示如图 9 所示。由图 9 可见,模型对围岩照片自动识别并划分出结构面区域,结构面识别较为清晰,定位相对准确。由于结构面通常伴随渗水现象,渗水岩壁可能存在与岩体结构面颜色接近

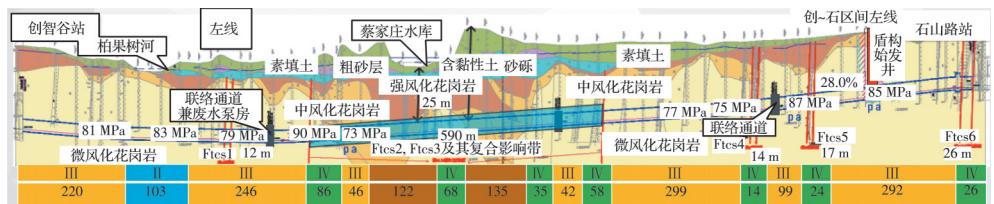


图 6 青岛地铁 6 号线局部地质剖面图

Fig. 6 Local geological profile of Qingdao metro line 6



图 7 青岛地铁 6 号线 TBM 施工隧道围岩及其结构面图像

Fig. 7 Images of surrounding rock and structural plane of TBM construction tunnel on Qingdao metro line 6

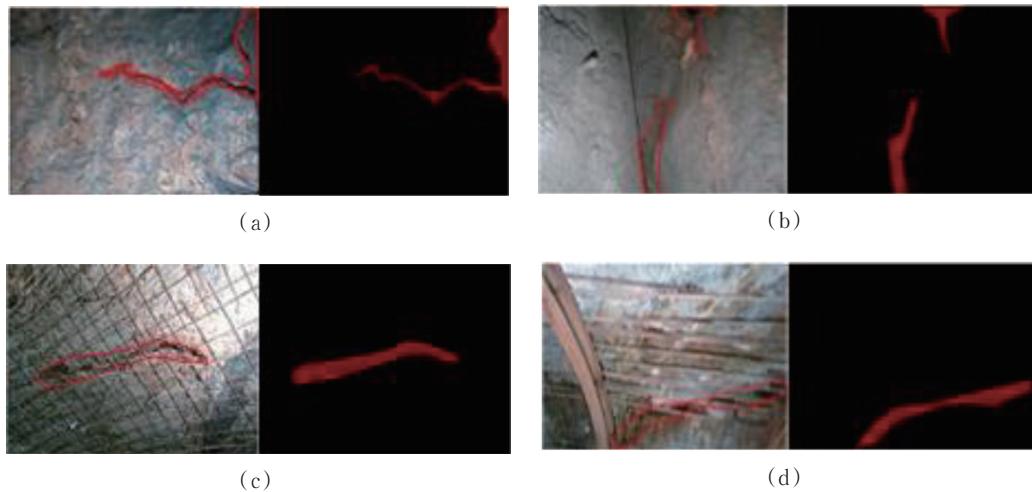


图8 人工标记训练图像

Fig. 8 Artificially labeled training images

的情况,见图9(f)。该方法能较好地识别出渗水区域与围岩结构面的差异,获得较为准确的识别结果。此外,还采用常用于评估分类效果的指标查准率和召回率来定量评估围岩结构面识别精度。以结构面为标准正例,普通围岩为反例,像素为单位。训练集共67张图像,每张图像的像素个数均为 $1920 \times 1080$ ,则共计约 $1.39 \times 10^8$ 个像素,其预测结果如表3所示。

如表3所示,真正例(实际为结构面像素,识别为结构面像素)记为 $P_T$ ,假反例(实际为结构面像素,识别为普通围岩像素)记为 $P_F$ ,假正例(实际为

普通围岩像素,识别为结构面像素)记为 $N_F$ ,真反例(实际为普通围岩像素,识别为普通围岩像素)记为 $N_T$ 。则查准率 $P$ 与查全率 $R$ 分别按式(10)、式(11)计算。

$$P = P_T / (P_T + P_F) \quad (10)$$

$$R = P_T / (P_T + N_F) \quad (11)$$

将表3的数据代入式(10)、式(11),计算得到查准率 $P$ 为95.3%,查全率 $R$ 为77.3%。可以看出,查准率很高,即超过95%的围岩结构面像素均能被捕捉得到。查全率相对较低,但也基本满足实际工程需求。识别为结构面的像素中,有超过77%的像素识别正确。查全率相对查准率较低,其中一方面原因在于拍摄的图片中普通围岩与结构面像素数量差别过大,结构面像素占比较低,尽管识别精度较高,但由于普通围岩像素的基数大, $N_F$ (假正例)值也相对较高,在一定程度上给查全率带来了负面影响。

表3 围岩结构面识别结果

Table 3 Recognition results of the surrounding rock structural plane

| 像素类别      | 识别为正               | 识别为反               | 合计                 |
|-----------|--------------------|--------------------|--------------------|
| 正例(围岩结构面) | $1.33 \times 10^7$ | $6.6 \times 10^5$  | $1.40 \times 10^7$ |
| 反例(普通围岩)  | $3.9 \times 10^6$  | $1.20 \times 10^8$ | $1.24 \times 10^8$ |
| 合计        | $1.72 \times 10^7$ | $1.20 \times 10^8$ |                    |

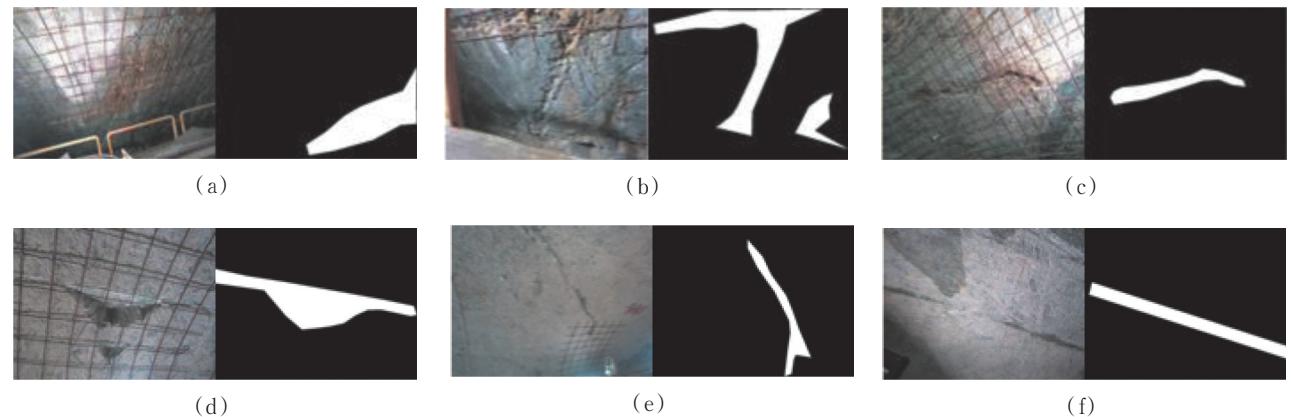


图9 青岛地铁6号线TBM施工隧道围岩结构面识别结果

Fig. 9 Identification results of surrounding rock structural plane in TBM construction tunnel of Qingdao Metro Line 6

## 4 结论

提出一种基于多目视觉技术与卷积神经网络的 TBM 施工隧道围岩结构识别方法, 依托青岛地铁 6 号线 TBM 施工隧道验证了该方法的识别精度, 得到以下主要结论:

1) 针对 TBM 挖进地层岩体完整性参数获取的问题, 提出基于多目视觉与图像识别方法的岩体完整性识别方法。

2) 以双目相机为设备基础, 采用固定机位实时抓取围岩彩色及红外深度图像, 根据相机的位置及角度参数, 克服图像畸变问题。

3) 利用 CED 算法刻画节理边界。在传统的卷积神经网络基础上, 增设了图像数据的正向传播与反向细化双路径, 在反向细化路径中不断强化对图像局部边界的捕捉, 以捕捉图像中结构面与常规围岩像素的差异并刻画围岩结构面边界。

4) 依托青岛地铁 6 号线 TBM 施工隧道, 采集了 427 组岩壁图像, 通过对比算法识别结果与结构面实际轮廓, 验证了方法的正确性。

## 参考文献

- [1] GOH T L, SAMSUDIN A R, RAFEK A G. Application of spectral analysis of surface waves (SASW) method: Rock mass characterization [J]. Sains Malaysiana, 2011, 40(5): 425-430.
- [2] XU W T, ZHANG Y S, LI X Z, et al. Extraction and statistics of discontinuity orientation and trace length from typical fractured rock mass: A case study of the Xinchang underground research laboratory site, China [J]. Engineering Geology, 2020, 269: 105553.
- [3] 林鹏, 许广璐, 许振浩, 等. 基于岩石矿物光谱原位测试的隧道内蚀变带快速识别方法 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2021, 29(5): 1093-1107.
- LIN P, XU G L, XU Z H, et al. Rapid identification of alteration zone based on in situ spectral testing of rock mineral in tunnelling [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2021, 29(5): 1093-1107. (in Chinese)
- [4] 张娜, 李建斌, 荆留杰, 等. 基于隧道掘进机掘进过程的岩体状态感知方法 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(10): 1977-1985.
- ZHANG N, LI J B, JING L J, et al. Prediction method of rockmass parameters based on tunnelling process of tunnel boring machine [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(10): 1977-1985. (in Chinese)
- [5] 朱梦琦, 朱合华, 王昕, 等. 基于集成 CART 算法的 TBM 挖进参数与围岩等级预测 [J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(9): 1860-1871.
- ZHU M Q, ZHU H H, WANG X, et al. Study on CART-based ensemble learning algorithms for predicting TBM tunneling parameters and classing surrounding rockmasses [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(9): 1860-1871. (in Chinese)
- [6] ZHANG Q L, LIU Z Y, TAN J R. Prediction of geological conditions for a tunnel boring machine using big operational data [J]. Automation in Construction, 2019, 100: 73-83.
- [7] RISPOLI A, FERRERO A M, CARDU M, et al. Determining the particle size of debris from a tunnel boring machine through photographic analysis and comparison between excavation performance and rock mass properties [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2017, 50(10): 2805-2816.
- [8] 李青蔚, 杜立杰, 杨亚磊, 等. TBM 挖进岩渣图像分割与识别方法研究 [J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(5): 803-813.
- LI Q W, DU L J, YANG Y L, et al. Segmentation and recognition method of rock muck image during tunnel boring machine construction [J]. Tunnel Construction, 2021, 41(5): 803-813. (in Chinese)
- [9] GONG Q M, ZHOU X X, LIU Y Q, et al. Development of a real-time muck analysis system for assistant intelligence TBM tunnelling [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 107: 103655.
- [10] 王军祥, 曾相森, 徐晨晖, 等. 基于图像处理技术的岩体裂隙定量识别方法研究 [J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18(2): 446-457.
- WANG J X, ZENG X S, XU C H, et al. Study on quantitative identification method of rock fracture based on image processing technology [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2022, 18(2): 446-457. (in Chinese)
- [11] WU W, LIU Z, HE Y. Classification of defects with ensemble methods in the automated visual inspection of sewer pipes [J]. Pattern Analysis and Applications, 2015, 18(2): 263-276.
- [12] ADHIKARI R S, MOSELHI O, BAGCHI A. Image-based retrieval of concrete crack properties [C]//Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction (IAARC). June 26-29, 2012. Eindhoven, The Netherlands. International Association for Automation and Robotics in Construction (IAARC), 2012: 67-69
- [13] ZHANG L, YANG F, ZHANG Y D, et al. Road crack detection using deep convolutional neural network [C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). September 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. IEEE, 2016: 3708-3712.
- [14] EISENBACH M, STRICKER R, DEBES K, et al.

- Crack detection with an interactive and adaptive video inspection system [C]//Arbeitsgruppentagung Infrastrukturmanagement, Duisburg, Germany, 2017: 94-103.
- [15] WANG K C P, ZHANG A, LI J Q, et al. Deep learning for asphalt pavement cracking recognition using convolutional neural network [C]//Airfield and Highway Pavements 2017. Philadelphia, Pennsylvania. Reston, VA: American Society of Civil Engineers, 2017: 166-177.
- [16] PAULY L, HOGG D, FUENTES R, et al. Deeper networks for pavement crack detection[C]//Proceedings of the 34th ISARC. IAARC, 2017: 479-485.
- [17] WANG Y, ZHAO X, LI Y, et al. Deep crisp boundaries: From boundaries to higher-level tasks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 1-1.
- [18] 单铉洋, 孙战里, 曾志刚. RFNet: 用于三维点云分类的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2350-2359.
- SHAN X Y, SUN Z L, ZENG Z G. RFNet: Convolutional neural network for 3D point cloud classification [J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(11): 2350-2359. (in Chinese)
- [19] 杨军, 张琛. 融合双注意力机制和动态图卷积神经网络的三维点云语义分割[J/OL]. 北京航空航天大学学报. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0775>.
- YANG J, ZHANG C. Semantic segmentation of 3D point cloud by fusing dual attention mechanism and dynamic graph convolution neural network [J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0775>.

(编辑 王秀玲)